

Санкт-Петербургский государственный университет
Фундаментальная информатика и информационные технологии
Профиль Информационные технологии

Багрецов Георгий Игоревич

Моделирование социоинженерных атак:
синтез сцен по результатам анализа
социальных сетей (проектная работа)

Бакалаврская работа

Научный руководитель:
доцент кафедры информатики, к. пс. н., доцент Тулупьева Т. В.

Рецензент:
начальник отдела информатизации и связи администрации Центрального района
Санкт-Петербурга, к. т. н. Азаров А. А.

Санкт-Петербург
2017

SAINT-PETERSBURG STATE UNIVERSITY

Fundamental Informatics and Information Technology
Information Technology

Georgiy Bagretsov

Social Engineering Attacks: situation
modelling based on social networks analysis
(joint project)

Bachelor's Thesis

Scientific supervisor:
Associate Prof., Computer Science Department, PhD in Psychology, Associate Prof.
Tatyana Tulupyeva

Reviewer:
Head of IT Department of the Administration of the Central District, St. Petersburg,
PhD in Computer Science Artur Azarov

Saint-Petersburg
2017

Оглавление

Введение	5
1. Социоинженерные атаки: защищённость информационной системы	9
1.1. Определения терминов сферы социоинженерных атак . .	9
1.2. Существующий подход к построению профиля уязвимостей	9
2. Используемые средства	11
2.1. Используемые определения и понятия	11
2.2. Используемые теоретические методы	12
2.2.1. Метод опорных векторов	12
2.2.2. Показатель tf-idf	14
2.3. Используемые программные инструменты	14
3. Построение классификатора текстовых записей	16
3.1. Описание задачи	16
3.2. Сбор данных для обучения	18
3.3. Препроцессинг текста	19
3.4. Обучение моделей	20
3.5. Результаты	21
4. Разработка модуля для анализа страниц социальной сети «ВКонтакте»	26
4.1. Описание внешнего интерфейса модуля	26
4.2. Схема взаимодействия с API социальной сети «ВКонтакте»	26
4.3. Процесс анализа текстовых записей	28
4.4. Описание дистрибутива модуля	28
4.5. Использование модуля в программном комплексе «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник»	29
Заключение	33

Список литературы	36
Приложение А	40
А.1. Графики зависимости показателей эффективности от изменяемых параметров	40

Введение

Актуальность темы исследования. Широкое распространение информационных технологий сегодня актуализирует проблемы информационной безопасности. При этом для защиты от программно-технических атак разрабатывается большое количество различных средств, существенная часть исследований посвящена этой области [3, 6, 11]. В то же время пользователь информационной системы является одним из её наиболее уязвимых мест [1, 13, 27, 28]. Атаки на информационную систему, использующие не программно-технические уязвимости, а уязвимости пользователей, называются социоинженерными. В основе таких атак лежат манипулятивные воздействия на пользователя. Общая цель направления исследования заключается в построении оценки защищённости персонала информационных систем от социоинженерных атак.

На сегодняшний день разработаны модели комплекса «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник» [27]. На основе этого комплекса разработаны алгоритмы, имитирующие атаку злоумышленника через деревья атак и производящие оценку защищённости пользователей. Одним из основных компонентов комплекса является модель пользователя, ключевой элемент которой — это профиль уязвимостей пользователя. Профиль уязвимостей пользователя представляет собой набор пар «уязвимость» — «выраженность уязвимости». Сейчас эти данные задаются экспертом на основе анкетирования пользователей. Но если в анализируемой компании работает достаточно большое количество сотрудников, то занесение информации о них в программу становится трудоёмко. В то же время данные, полученные из анкет, не всегда являются достоверными.

Данная работа посвящена подходу к автоматизации построения профиля уязвимостей пользователя. В работе представлено описание построения модуля, предназначенного для выявления ряда психологических особенностей пользователя на основе текстовой информации. В свою очередь, текстовая информация получена со страниц пользовате-

лей в социальной сети «ВКонтакте». По разным оценкам эта социальная сеть является одной из самых популярных и распространённых в России [4, 5, 40]. Однако предложенный подход можно распространить и на другие источники текстовой информации — компонент, анализирующий текст, не зависит от источника обучающей выборки.

Постановка целей и задач. Данная выпускная квалификационная работа выполнялась в рамках общей проектной работы. Цель проекта заключается в автоматизации сбора, структурирования и анализа информации о сотрудниках компании, а также связей между ними на основе данных социальной сети «ВКонтакте».

Цель данной работы заключается в автоматизации оценки психологических особенностей пользователя информационной системы на основе анализа текстовой информации его профиля в социальной сети «ВКонтакте».

Для достижения данной цели были решены следующие задачи:

1. Разработать метод сбора и анализа текстовой информации.
2. Собрать данные для модели анализа текстовых данных (так называемые обучающую и тестовую выборки).
3. Построить модель классификации текстовых записей по степени выраженности той или иной характеристики.
4. Реализовать программный модуль для анализа профиля пользователя в социальной сети «ВКонтакте».
5. Внедрить программный модуль в разработанный ранее программный комплекс.

Теоретическая и практическая значимость исследования.

Научная новизна работы заключается в получении моделей, которые позволяют построить профиль психологических характеристик пользователя на основе анализа текстовой информации с его персональной

страницы в социальной сети «ВКонтакте». Представленные в работе результаты содержат оценки эффективности построенных моделей. Кроме того, было разработано программное решение, позволяющее применить полученные результаты для задачи оценки защищённости информационной системы. Представленное решение состоит из программной библиотеки, реализованной на платформе .NET [15]. Данный модуль внедрён в существующий комплекс «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник». Для использования функций разработанного решения в комплекс также добавлена возможность получить информацию о психологических характеристиках выбранного пользователя социальной сети «ВКонтакте».

Структура и объём работы. Работа состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка литературы, включающего в себя 40 наименований, и приложения.

Глава 1 носит обзорный характер и освещает результаты предыдущих исследований в области социоинженерных атак. Эта глава состоит из 2 разделов. В разделе 1 даны определения основных терминов описываемой области. В разделе 2 рассмотрен существующий подход к построению профиля уязвимостей и оценке психологического профиля пользователя.

В главе 2 описаны средства, которые были применены в ходе исследования. Глава 2 состоит из трёх разделов. В первом разделе вводятся определения, используемые в работе. Второй раздел посвящён описанию применённых теоретических методов. Он включает в себя два подраздела: описание метода опорных векторов и описание показателя tf-idf. Наконец, третий раздел содержит описание используемых программных компонентов (среды разработки, библиотек и т. п.).

Глава 3 содержит подробное описание построенных моделей. Данная глава состоит из 5 разделов. Во втором разделе описывается процесс сбора данных для обучения модели. В третьем разделе освещаются механизмы предварительной обработки текстовых данных. В четвёртом разделе описывается процесс обучения моделей. Пятый раздел содержит результаты, полученные в ходе построения классификатора.

Глава 4 описывает разработку программного модуля, основанного на результатах данного исследования. Глава 4 также состоит из 5 разделов. В разделе 1 приводится описание внешнего интерфейса модуля. Во втором разделе описывается схема взаимодействия модуля с социальной сетью «ВКонтакте». В третьем разделе раскрывается схема анализа текстовых записей с помощью построенной модели. Четвёртый раздел описывает дистрибутив модуля, предназначенный для распространения. Наконец, в пятом разделе приводятся примеры использования модуля в программном комплексе «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник».

1. Социоинженерные атаки: защищённость информационной системы

Данная глава носит обзорный характер и освещает результаты предыдущего исследования в области социоинженерных атак, касающегося построения профиля уязвимостей пользователя.

1.1. Определения терминов сферы социоинженерных атак

В данном разделе приведены определения основных терминов из области соционженерных атак.

Соициоинженерная атака — набор прикладных психологических и аналитических приёмов, которые злоумышленники применяют для скрытой мотивации пользователей публичной или корпоративной сети к нарушениям устоявшихся правил и политик в области информационной безопасности [28].

Уязвимость пользователя — некоторая характеристика пользователя, которая делает возможным успех социоинженерного атакующего действия злоумышленника [28].

Профиль уязвимостей пользователя — совокупность пар «уязвимость пользователя» — «степень выраженности уязвимости» [28].

1.2. Существующий подход к построению профиля уязвимостей

В [28] описывается пилотное исследование, задачей которого был поиск взаимосвязи между психологическими характеристиками, ответными действиями пользователя на социоинженерное атакующее воздействие и проявлением уязвимостей пользователя. В ходе этого исследования был выявлен набор уязвимостей, которые были условно названы: технической неосмотрительностью, слабым паролем, технической безграмотностью, технической халатностью и установкой на по-

лучение личной выгоды, технической неопытностью. Кроме того, был предложен подход к предсказанию этих уязвимостей через ряд психологических особенностей и была выдвинута гипотеза о возможности автоматизации построения профиля уязвимостей пользователя через его профиль психологических характеристик. Далее, был проведён эксперимент, доказывающий взаимосвязь уязвимостей пользователя и его психологических характеристик. Также было получено численное выражение уязвимостей через психологические особенности. На основе результатов этого исследования был разработан программный комплекс «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник» [27].

Следует заметить, что в указанном исследовании для оценки психологических особенностей респондентов предлагается применять методы психологического тестирования, результаты которых обрабатываются экспертом вручную. В данной работе предложен и разработан подход к автоматизированному построению психологического профиля пользователя через анализ текстовой информации на его персональной странице в социальной сети «ВКонтакте». Таким образом, построение профиля уязвимостей, а значит, и получение оценки общей защищённости информационной системы от социоинженерных атак, могут производиться с использованием гораздо меньшего количества временных и человеческих ресурсов. Кроме того, повышается качество исходных данных, поскольку в процессе психологического тестирования респондент может фальсифицировать ответы на некоторые вопросы.

2. Используемые средства

В данной главе описаны средства, которые были применены в ходе работы, в частности, теоретические методы исследования и инструменты, используемые для реализации программного решения.

2.1. Используемые определения и понятия

В этом разделе даны определения, использующиеся далее в тексте работы.

REST (Representational State Transfer, передача состояния представления) — архитектурный стиль взаимодействия компонентов распределённого приложения в сети. REST представляет собой согласованный набор ограничений, учитываемых при проектировании распределённой системы [7].

Интегрированная среда разработки (Integrated Development Environment, IDE) — комплекс программных средств, используемый для разработки программного обеспечения (ПО) [23].

Персональная (личная) страница — раздел социальной сети, содержащий часть размещаемой в учётной записи пользователя информации (в том числе, по желанию пользователя, фотографии, сведения о друзьях, статусах, записи на стене, группах, сообществах и прочее), доступный для ознакомления иным пользователям [31].

Программная платформа — среда выполнения, в которой выполняется фрагмент программного обеспечения или объектный модуль с учётом накладываемых этой средой ограничений и предоставляемых возможностей [24]. Программная платформа представляет собой общую организацию исполнения прикладных программ, задавая, например, порядок запуска программы, схему использования ею адресного пространства, схему использования API операционной системы и т. п.

Программный интерфейс приложения (application programming interface, API) — набор готовых классов, процедур, функций, структур и констант, предоставляемых приложением (библиотекой, сервисом) или операционной системой для использования во внешних про-

граммных продуктах [20].

Социальная сеть — платформа, онлайн-сервис и веб-сайт, предназначенные для построения, отражения и организации социальных взаимоотношений в Интернете [25].

Унифицированный язык моделирования (Unified Modeling Language, UML) — язык графического описания для объектного моделирования в области разработки программного обеспечения, моделирования бизнес-процессов, системного проектирования и отображения организационных структур [22].

Фреймворк — программная платформа, определяющая структуру программной системы; программное обеспечение, облегчающее разработку и объединение разных компонентов большого программного проекта [26].

2.2. Используемые теоретические методы

2.2.1. Метод опорных векторов

Для построения моделей, предсказывающих степень выраженности характеристик, был применён метод опорных векторов (SVM) [2]. Этот метод решает задачу бинарной классификации (множество классов $Y = \{-1, +1\}$). Получаемая классифицирующая функция выглядит следующим образом:

$$a(x) = \text{sign} \left(\sum_{j=1}^n w_j x^j - w_0 \right) = \text{sign} \left(\langle w, x \rangle - w_0 \right),$$

где $x = (x^1, \dots, x^n)$ — признаковое описание объекта x , $w = (w_1, \dots, w_n) \in \mathbb{R}^n$ и $w_0 \in \mathbb{R}$ являются параметрами алгоритма. Уравнение $\langle w, x \rangle = w_0$ описывает гиперплоскость, разделяющую классы в пространстве \mathbb{R}^n . В процессе обучения реализуется следующее требование: разделяющая гиперплоскость должна отстоять максимально далеко от ближайших к ней точек (так называемых опорных векторов) обоих классов.

В случае линейной неразделимости данных вводятся переменные $\xi_i > 0$, характеризующие величину ошибки на объектах x_i . Кроме того,

вводится минимизируемый функционал (функция потерь). Рассмотрим две разновидности метода опорных векторов — L1-SVM и L2-SVM [12]. В методе L1-SVM используется нижеозначенная функция потерь:

$$\frac{1}{2}\|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \rightarrow \min, \quad y_i(\langle w, x_i \rangle - w_0) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1 \dots n$$

Минимизируемый функционал в методе L2-SVM определён следующим образом:

$$\frac{1}{2}\|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \rightarrow \min, \quad y_i(\langle w, x_i \rangle - w_0) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1 \dots n$$

Положительная константа C является управляющим параметром (гиперпараметром) метода и позволяет находить баланс между максимизацией разделяющей гиперплоскости и минимизацией суммарной ошибки.

В качестве алгоритма обучения используется метод двойного покоординатного спуска (Dual Coordinate Descent Method, DCDM) [10]. Этот метод был разработан для применения линейного варианта SVM в решении объёмных задач классификации — задач, в которых присутствует большое количество признаков (векторы большой размерности) и используется обучающая выборка с большим количеством инцидентов. Метод двойного покоординатного спуска позволяет обучать как L1-SVM, так и L2-SVM. В DCDM в дополнение к параметру C используется параметр погрешности (tolerance) ϵ .

Как было сказано ранее, метод опорных векторов используется в задачах бинарной классификации. Для применения его в поставленной задаче построения классификатора текстовых записей, формализованной в разделе 3.1, использовалась схема One-vs-One [19]. В этой схеме задача мультиклассовой классификации сводится к построению $\frac{1}{2}N(N-1)$ бинарных классификаторов, $N = |Y|$, каждый из которых разделяет объекты пар различных классов:

$$a_{ij}(x) = \begin{cases} +1, & \text{если } y(x) = i \\ -1, & \text{если } y(x) = j \end{cases}$$

После обучения бинарных классификаторов решение принимается следующим образом:

$$a(x) = \arg \max_{i=1,\dots,N} \sum_{\substack{j=1,\dots,N \\ j \neq i}} a_{ij}(x)$$

2.2.2. Показатель tf-idf

Оценка показателя tf-idf (*term frequency — inverse document frequency*) [18] использовалась для того, чтобы выбрать в качестве признаков в задаче классификации наиболее значимые слова. Этот показатель рассчитывается следующим образом:

$$\text{tf-idf}(k, d, D) = \text{tf}(k, d) \cdot \text{idf}(k, D) = \frac{n_k}{\sum_{m=0}^M n_m} \cdot \log \frac{|D|}{|D_k|},$$

где n_k — число вхождений k -го термина в запись d , M — общее число слов в записи d , D — исходная выборка текстовых записей, $|D_k|$ — число записей из коллекции D , в которых встречается k -й термин. Выбор основания логарифма в формуле не имеет значения, поскольку изменение основания приводит к изменению веса каждого термина на постоянный множитель, что не влияет на соотношение весов. Легко видеть, что большой вес tf-idf получают термины с высокой частотой в пределах конкретной записи и с низкой частотой употреблений в других записях.

2.3. Используемые программные инструменты

Существующий программный комплекс «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник» разработан на платформе .NET с использованием языка C#. Было решено использовать ту же платформу и тот же язык программирования при разработке описываемого модуля, чтобы обеспечить прозрачность последу-

ющей интеграции в комплекс.

В ходе разработки программного модуля использовался следующий набор инструментов:

1. Интегрированная среда разработки Visual Studio 2015 [37], а также менеджер пакетов NuGet [34].
2. Библиотека VkNet [38], предназначенная для взаимодействия с REST-сервисом API социальной сети «ВКонтакте».
3. Фреймворк Accord.NET [32], использующийся для научных вычислений, в частности, для задач машинного обучения.
4. Часть исходного кода проекта primaryobjects/TFIDF [35], лицензия которого позволяет использовать, копировать, модифицировать и распространять исходный код при условии включения текста указанного лицензионного соглашения в разрабатываемый программный продукт.
5. Библиотека StemmersNet [36], с помощью которого производится стемминг слов [16] в текстовых записях.
6. Пакет Costura.Fody [33], который решает задачу встраивания всех необходимых зависимостей в финальную версию продукта.

3. Построение классификатора текстовых записей

Данная глава описывает модели, построенные в ходе исследования. Рассматриваются такие аспекты, как формализация задачи, сбор данных для обучения модели, предварительная обработка текстовых данных и процесс обучения моделей. В главе также представлены достигнутые результаты.

3.1. Описание задачи

Для построения психологического профиля пользователя необходимо разработать систему, способную определять степень выраженности той или иной характеристики у владельца определённой текстовой записи [29]. В данной работе под психологическим профилем подразумевается набор пар: «психологическая характеристика» — «степень выраженности характеристики». Список психологических характеристик с их кратким описанием приведён в таблице 1 [30, 39]. Значение каждой характеристики v определено следующим образом:

$$v \in \{x \in \mathbb{R} : 0 \leq x \leq 100\}$$

Кроме того, все значения разбиты на три класса: низкий уровень выраженности, средний уровень выраженности, высокий уровень выраженности. Для каждой характеристики определено соответствующее разбиение по классам [39]; все разбиения представлены в таблице 2.

Поставленная задача сводится к задаче классификации, которая формализуется следующим образом [8]. Пусть X — множество текстовых записей, Y — множество наименований классов ($|Y| = 3$). Для каждого элемента t из множества психологических характеристик T существует неизвестная целевая зависимость — отображение $y_t^*: X \rightarrow Y$, значения $(x_i, y_{t,i}) \in X^*$ которого известны только на объектах, входящих в конечное подмножество X :

Таблица 1: Описание психологических характеристик [30, 39]

Характеристика	Определение
Отрицание	Недостаточное осознание определенных событий, переживаний и ощущений, которые причинили бы человеку боль при их признании. При отрицании избегаются темы, ситуации, подозреваемые в провоцировании у себя нежелательных эмоций.
Вытеснение	Недопущение в сферу сознания или устранение из нее болезненных и противоречивых чувств и воспоминаний, неприемлемых желаний или мыслей. Вытесняется, забывается обычно то, что уменьшает чувство собственной ценности личности.
Регрессия	Возвращение к онтогенетически более ранним, инфантильным личностным реакциям. Этот вид защиты проявляется в демонстрации беспомощности, зависимости с целью уменьшения тревоги и ухода от требований реальной действительности.
Компенсация	Попытка исправить или как-то восполнить собственную реальную либо воображаемую физическую или психическую неполноценность. Человек стремится компенсировать слабости и неудачи в одной области достижениями в другой.
Проекция	Неосознаваемое отвержение собственных эмоционально неприемлемых установок или желаний и приписывание их другим объектам (людям или животным). Этот вид психологической защиты подразумевает выделение в другом лице или объекте качеств, желаний, которые сам субъект не признает или отвергает в самом себе.
Замещение	Смена направления негативных чувств с реального объекта на более безопасный. Замещение выступает как разрядка эмоций на объекты, животных или людей, воспринимаемых индивидом как менее опасные, чем те, которые действительно вызывают эти эмоции.
Рационализация	Псевдообъяснение человеком собственных неприемлемых желаний, убеждений и поступков с целью самооправдания. Эта психологическая защита связана с осознанием и использованием в мышлении только определенной части информации, которая помогает описать собственное поведение как хорошо контролируемое.
Гиперкомпенсация	Предотвращение проявления неприемлемых желаний благодаря развитию противоположных этим желаниям установок и форм поведения. Этот механизм состоит в преувеличении какого-то одного эмоционального аспекта ситуации, чтобы с его помощью подавить противоположную эмоцию.

Таблица 2: Разбиение множества значений характеристик по степени выраженности [39]

Характеристика	Низкий уровень	Средний уровень	Высокий уровень
Отрицание	[0, 25)	[25, 46)	[46, 100]
Вытеснение	[0, 20)	[20, 41)	[41, 100]
Регрессия	[0, 25)	[25, 46)	[46, 100]
Компенсация	[0, 20)	[20, 41)	[41, 100]
Проекция	[0, 50)	[50, 71)	[71, 100]
Замещение	[0, 20)	[20, 41)	[41, 100]
Рационализация	[0, 40)	[40, 61)	[61, 100]
Гиперкомпенсация			
мужчины	[0, 11)	[11, 31)	[31, 100]
женщины	[0, 30)	[30, 51)	[51, 100]

$$X^* = \left\{ (x_1, y_{t,1}), \dots, (x_m, y_{t,m}) \right\}, \quad x_i \in X^m \subset X, \quad y_{t,i} \in Y$$

Требуется построить алгоритмы $a_t: X \rightarrow Y$, способные классифицировать произвольный объект $x \in X$ по характеристике t (то есть указать наименование искомого класса для характеристики t , к которому относится объект x).

Другими словами, требуется построить набор моделей, каждая из которых будет способна классифицировать текстовую запись по степени выраженности той или иной характеристики.

Как было сказано в разделе 2.2.1, для построения модели классификатора использовался метод опорных векторов.

3.2. Сбор данных для обучения

Для сбора данных, которые использовались в процессе обучения модели, были использованы результаты предыдущего исследования [28].

В частности, в ходе анкетирования, проведённого в рамках этого исследования, была получена информация о психологических профилях 90 испытуемых разного пола и возраста. Информация о каждом респонденте включает в себя адрес персональной страницы в социальной сети «ВКонтакте», пол, а также значения выраженности психологических характеристик, описанных ранее в разделе 3.1.

С каждой из страниц, указанных в результатах опроса, были собраны текстовые записи (посты) владельца аккаунта, находившиеся в открытом доступе. После собранные данные были сохранены для дальнейшего использования при обучении. Каждая строка полученного набора данных — это запись со страницы пользователя и значения степени выраженности каждой характеристики у этого пользователя, приведённые к соответствующим классам. Объём собранной коллекции составил 3500 единиц.

3.3. Препроцессинг текста

Для того, чтобы модель могла анализировать текстовые данные, необходимо предварительно их обработать. Препроцессинг текста включает в себя:

1. Удаление пунктуации.
2. Удаление цифровых и специальных символов.
3. Приведение текста в нижний регистр.
4. Удаление так называемых «стоп-слов» [21] (то есть таких слов, которые не несут смысловой нагрузки и влияние которых на процесс обучения классификатора несущественно).
5. Стемминг слов [16] (выделение основы в каждом слове).
6. Извлечение N -грамм (последовательностей из N слов; рассматриваемые значения параметра N описаны в разделе 3.4).
7. Выбор признаков для обучения на основе меры tf-idf [18].

Таким образом, модели работали с предварительно обработанной выборкой, представленной в виде векторов

$$p_i = \{x_i^1, \dots, x_i^n, y_i\},$$

где x_i^k — значение меры tf-idf для k -го термина в i -том элементе исходной выборки, $k \leq N$, N — количество терминов-предикторов, y_i — класс, к которому относится i -тый элемент (для каждой характеристики строится своя модель, поэтому вектор p_i содержит лишь одно значение целевой величины).

3.4. Обучение моделей

Исходя из полученной формализации задачи, были выделены параметры, которые подверглись регулировке для достижения наилучшей эффективности:

1. Целевая функция и параметр C .
2. Параметр N , который определяет длину последовательности при извлечении N -грамм. В проведённых экспериментах этот параметр принимал значения $N = 1$ и $N = 2$ (то есть извлекались униграммы и биграммы соответственно).
3. Количество признаков для обучения (далее в тексте работы для этого параметра используется обозначение *features*).

Для того, чтобы обеспечить возможность корректно оценить эффективность модели, исходная выборка случайным образом делилась на обучающую и тестовую в соотношении 80% и 20% соответственно. Первая использовалась в процессе обучения модели (другими словами, в задаче оптимизации целевой функции). Тестовые данные были задействованы при оценке построенного классификатора.

Для уменьшения влияния случайного фактора при разделении исходных данных на два подмножества система проходила процедуру обучения 10 раз на каждом наборе изменяемых параметров; в описывае-

мых в разделе 3.5 результатах приведены средние значения оценок по каждому набору параметров.

3.5. Результаты

Чтобы иметь возможность использовать численные оценки эффективности системы, предварительно введём следующие обозначения [17]:

1. TP_i — количество элементов, корректно распознанных как входящие в i -й класс (*true positive*).
2. TN_i — количество элементов, корректно распознанных как не входящие в i -й класс (*true negative*).
3. FP_i — количество элементов, ошибочно отнесённых к i -му классу (*false positive*).
4. FN_i — количество элементов, которые ошибочно не были включены в i -й класс (*false negative*).

Для оценки эффективности построенной модели использовались следующие показатели (во избежание неоднозначности также приведены соответствующие названия на английском языке и формулы, задающие описываемые оценки):

1. Общая достоверность (overall accuracy)

$$\text{acc}_{\text{ovr}} = \frac{\sum_{i=0}^{|Y|} TP_i}{N},$$

где Y — множество классов, N — общее количество элементов тестовой выборки.

2. Средняя достоверность (average accuracy) [17]

$$\text{acc}_{\text{avg}} = \frac{1}{|Y|} \sum_{i=0}^{|Y|} \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + TN_i + FP_i + FN_i}.$$

3. Микро-усреднённая точность (micro-averaged precision) [17]

$$\text{pre}_\mu = \frac{\sum_{i=0}^{|Y|} \text{TP}_i}{\sum_{i=0}^{|Y|} (\text{TP}_i + \text{FP}_i)}.$$

4. Макро-усреднённая точность (macro-averaged precision) [17]

$$\text{pre}_M = \frac{1}{|Y|} \sum_{i=0}^{|Y|} \text{pre}_i = \frac{1}{|Y|} \sum_{i=0}^{|Y|} \frac{\text{TP}_i}{\text{TP}_i + \text{FP}_i}.$$

5. Микро-усреднённая полнота (micro-averaged recall) [17]

$$\text{rec}_\mu = \frac{\sum_{i=0}^{|Y|} \text{TP}_i}{\sum_{i=0}^{|Y|} (\text{TP}_i + \text{FN}_i)}.$$

6. Макро-усреднённая полнота (macro-averaged recall) [17]

$$\text{rec}_M = \frac{1}{|Y|} \sum_{i=0}^{|Y|} \text{rec}_i = \frac{1}{|Y|} \sum_{i=0}^{|Y|} \frac{\text{TP}_i}{\text{TP}_i + \text{FN}_i}.$$

Макро-усреднённые показатели оценивают все классы одинаково; микро-усреднённая оценка имеет тенденцию смещения в сторону тех классов, количество элементов в которых больше, чем в остальных [17].

Следует заметить, что значения показателей acc_{ovt} , pre_μ и rec_μ одинаковы [14]. Ввиду этого далее будем опускать результаты для показателей pre_μ и rec_μ .

Наилучшие значения показателей эффективности были получены при использовании модели L2-SVM с параметром $C = 1$. Значения параметров N и *features*, на которых достигаются наилучшие результаты, приведены в таблице 3. Из таблицы видно, что для большинства характеристик наиболее удачными оказались параметры $N = 1$ и *features* = 9000.

Значения показателя acc_{ovt} моделей с указанными в таблице 3 параметрами показаны на рис. 1. Значения показателя acc_{avg} моделей с указанными в таблице 3 параметрами показаны на рис. 2. Значения

Таблица 3: Значения параметров N и $features$, при которых достигаются наилучшие результаты

Характеристика	N	$features$
Отрицание	1	7500
Вытеснение	1	9000
Регрессия	1	9000
Компенсация	1	9000
Проекция	2	9000
Замещение	1	9000
Рационализация	1	9000
Гиперкомпенсация	1	9000

показателя pr_{em} моделей с указанными в таблице 3 параметрами показаны на рис. 3. Значения показателя ges_{em} моделей с указанными в таблице 3 параметрами показаны на рис. 4. В приложении А приведена информация о зависимости каждой оцениваемой характеристики от изменяемых параметров.

Эксперимент показал, что классификаторы по степени выраженности характеристик «Отрицание», «Вытеснение», «Регрессия» работают эффективнее остальных. Напротив, характеристики «Проекция», «Замещение», «Рационализация», «Гиперкомпенсация» предсказывать оказалось сложнее всего, показатели ass_{ovr} , pr_{em} , ges_{em} соответствующих классификаторов не превышают 0,5. Тем не менее, полученные результаты позволяют применять построенные модели при разработке программного решения для анализа страниц в социальной сети «ВКонтакте».

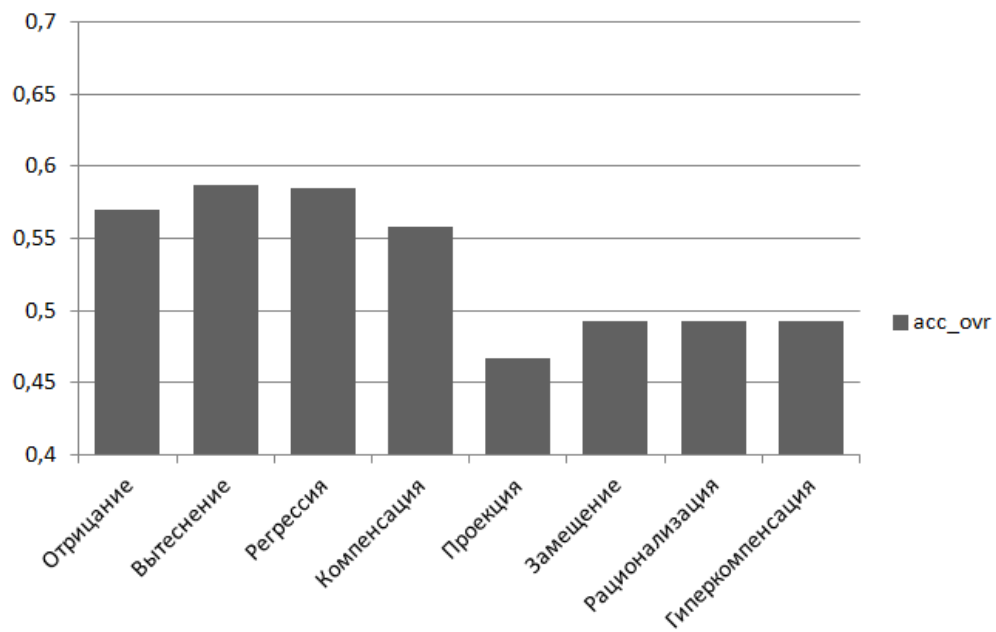


Рис. 1: Значения показателя acc_{ovr} моделей с указанными в таблице 3 параметрами

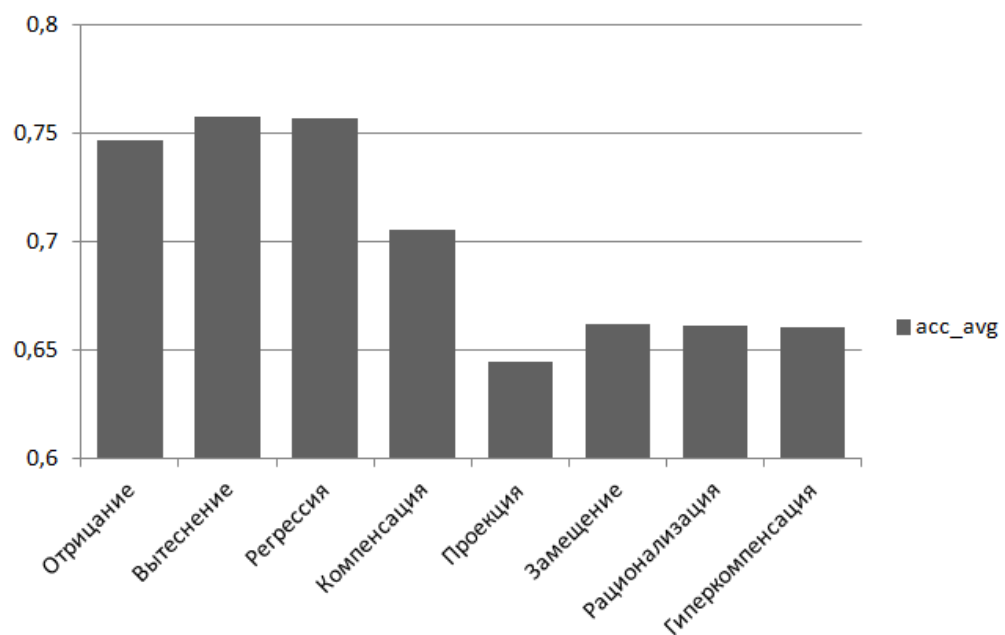


Рис. 2: Значения показателя acc_{avg} моделей с указанными в таблице 3 параметрами

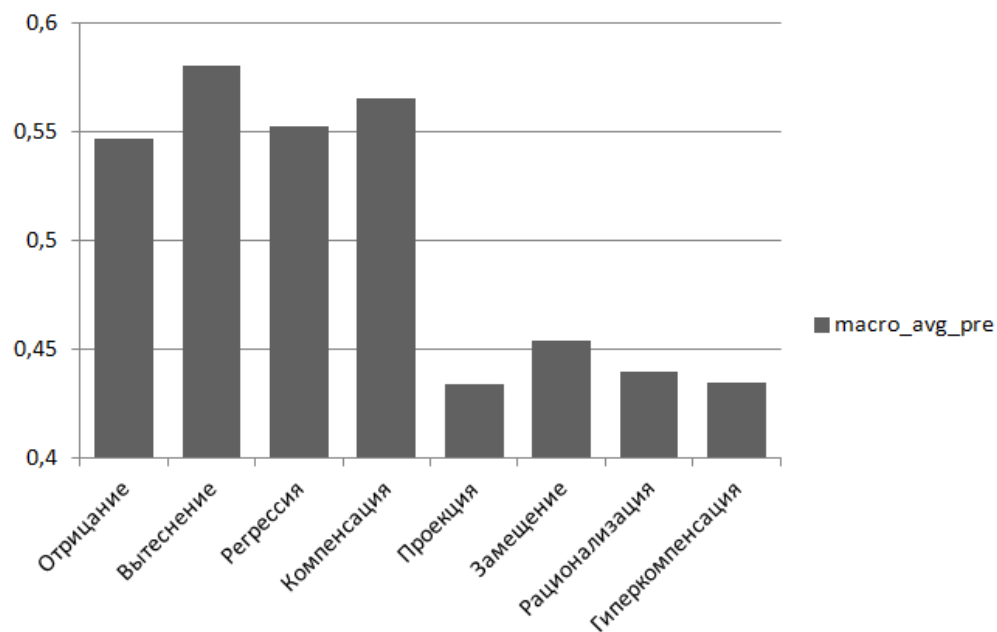


Рис. 3: Значения показателя pre_M моделей с указанными в таблице 3 параметрами

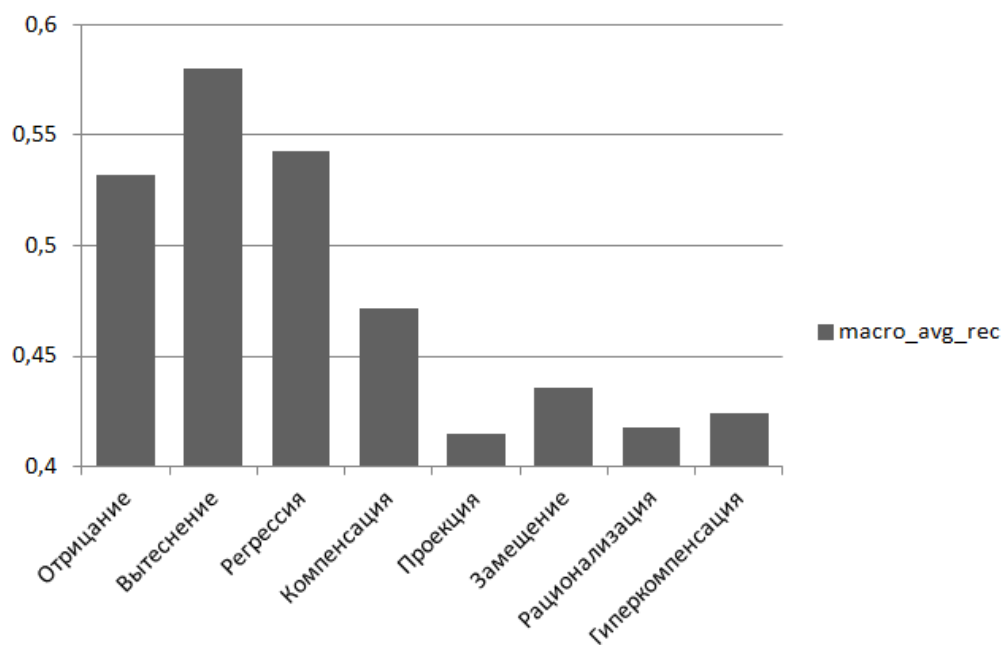


Рис. 4: Значения показателя rec_M моделей с указанными в таблице 3 параметрами

4. Разработка модуля для анализа страниц социальной сети «ВКонтакте»

В этой главе рассказывается о разработке программного модуля для анализа страниц социальной сети «ВКонтакте» с помощью построенных моделей классификаторов.

4.1. Описание внешнего интерфейса модуля

UML-диаграмма публичных классов, доступных для внешних вызовов, представлена на рис. 5. Класс *SocialNetwork* содержит статический метод *Authorize*, который вызывает окно авторизации в социальную сеть «ВКонтакте». Класс *PsychProfile* представляет статический метод *GetUserPsychProfile()*, результатом которого является набор пар «характеристика» — «уровень выраженности характеристики». Возможные значения уровней выраженности содержатся в перечисляемом типе *TraitDegree*.

4.2. Схема взаимодействия с API социальной сети «ВКонтакте»

Как уже упоминалось ранее, для работы с API «ВКонтакте» используется библиотека *VkNet* [38]. Эта библиотека предоставляет класс *VkApi*. Для удобства создания экземпляра этого класса и вызова всех необходимых его методов был применён паттерн проектирования «Одиночка» (Singleton) [9]. Реализация данного подхода представлена в листинге 1.

Кроме того, был создан класс *VkApiWrapper* (листинг 2), который используется, в частности, классами *SocialNetwork* и *PsychProfile*.

Классы *VkApiHolder* и *VkApiWrapper* имеют уровень доступа *internal*, что запрещает обращения к ним извне пакета. Таким образом, сохраняется принцип инкапсуляции.

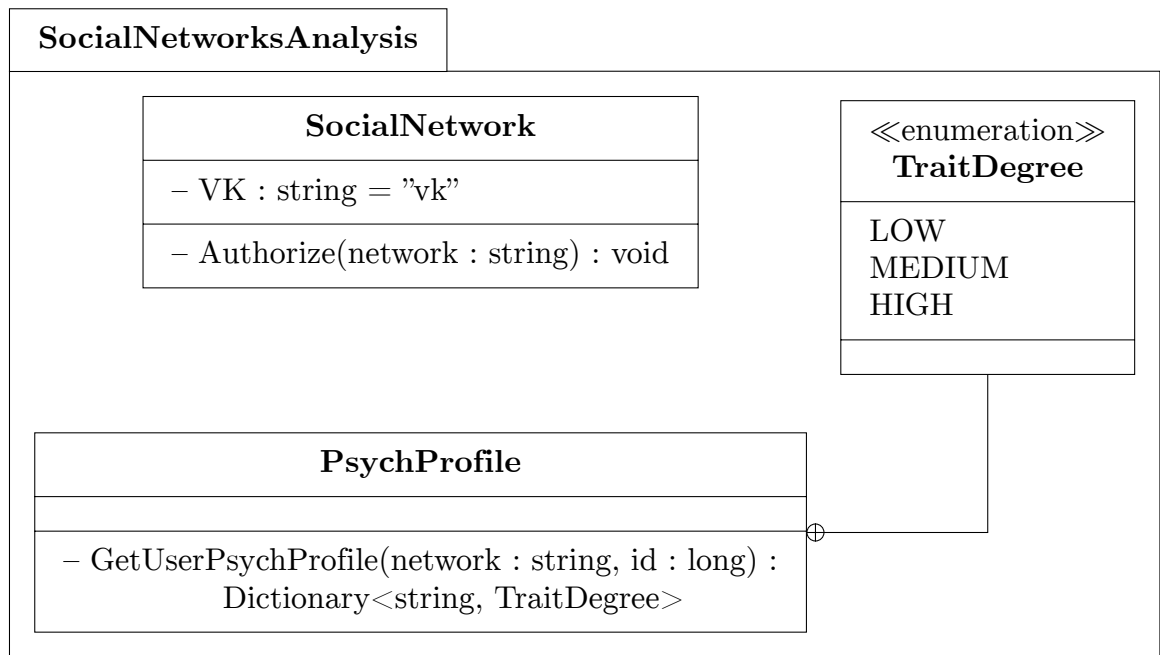


Рис. 5: Внешний интерфейс модуля

```

1 internal class VkApiHolder
2 {
3     private static readonly Lazy<VkApi> vkApiHolder =
4         new Lazy<VkApi>(() => new VkApi());
5
6     private VkApiHolder() { }
7
8     internal static VkApi Api
9     {
10         get { return vkApiHolder.Value; }
11     }
12 }
  
```

Листинг 1: *VkApiHolder*, реализация паттерна «Одиночка»

```

1 internal class VkApiWrapper
2 {
3     internal static void VkAuthorize() { ... }
4     internal static List<string> GetPostsFromVk(long id) { ... }
5 }
  
```

Листинг 2: *VkApiWrapper*

4.3. Процесс анализа текстовых записей

Для выполнения анализа текста в методе *GetUserPsychProfile()* класса *PsychProfile* создаётся экземпляр класса *SVM*. Этот класс содержит восемь приватных полей класса *MulticlassSupportVectorMachine<Linear>*, который предоставляется фреймворком Accord.NET. Каждое из этих полей предназначено для хранения модели классификатора, предсказывающей значение степени выраженности определённой характеристики (список всех характеристик представлен в разделе 3.1). При создании экземпляра класса *SVM* происходит загрузка файлов, описывающих модели, с внешнего носителя и создание экземпляров моделей на основе этих файлов. Другими словами, выполняется десериализация моделей классификаторов.

Кроме того, в *SVM* используется класс *TFIDF*, предназначенный для приведения строковых документов к приемлемому для работы виду. Класс *TFIDF* предоставляет методы *Transform()* и *TryLoadVocabulary()*. В последнем выполняется загрузка (десериализация) предварительно созданного словаря *N*-грамм.

Для выполнения предсказания уровня выраженности характеристики используется метод *Decide()* класса *MulticlassSupportVectorMachine<Linear>*, который возвращает номер предсказанного класса.

Классы *SVM* и *TFIDF* имеют уровень доступа *internal* (преимущества использования данного уровня доступа описаны в разделе 4.2).

4.4. Описание дистрибутива модуля

Для внедрения разработанного модуля в программный комплекс производится его сборка, в процессе которой создаётся файл подключаемой библиотеки. Этот файл содержит все необходимые для работы программные зависимости. Кроме того, для удобства использования вместе с модулем поставляется документация.

В процессе работы происходит загрузка моделей и словаря с внешнего носителя (как описано в разделе 4.3). Преимущество такой модульности заключается в возможности заменить используемую модель или

словарь при необходимости.

Таким образом, дистрибутив модуля состоит из следующих файлов:

1. *SocialNetworkAnalysis.dll*.
2. *SocialNetworkAnalysis.xml*.
3. *Models\Denial.dat*.
4. *Models\Repression.dat*.
5. *Models\Regression.dat*.
6. *Models\Compensation.dat*.
7. *Models\Projection.dat*.
8. *Models\Displacement.dat*.
9. *Models\Rationalization.dat*.
10. *Models\Reaction Formation.dat*.
11. *vocabulary.dat*.

4.5. Использование модуля в программном комплексе «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник»

Для использования функций модуля в программном комплексе «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник» было произведено подключение его в качестве внешней зависимости в конфигурационном файле комплекса. После этого на главном экране приложения были добавлены управляющие элементы (а именно, три кнопки и текстовое поле). Главный экран и описываемые элементы показаны на рис. 6.

По нажатию элемента «Авторизоваться ВК» вызывается окно авторизации в социальной сети «ВКонтакте». Элемент «Очистить cookies»

запускает процесс очистки так называемых cookies, которые содержат информацию об авторизованном пользователе. Эта операция может потребоваться, если программный комплекс «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник» используется несколькими пользователями на одной машине.

При нажатии на элемент «Получить псих. профиль по ID ВК» происходит обращение к внешнему интерфейсу разработанного модуля (для успешной работы предварительно необходимо ввести идентификатор интересующего пользователя социальной сети «ВКонтакте» в текстовое поле, расположенное справа от управляющего элемента). После выполнения внутренних операций модуля на экран выводится диалоговое окно с информацией о психологическом профиле пользователя. Пример диалогового окна представлен на рис. 7 (идентификатор пользователя скрыт в целях защиты конфиденциальной информации).

Метод обработки события нажатия на управляющий элемент «Получить псих. профиль по ID ВК» с примером обращения к внешнему интерфейсу разработанного модуля показан в листинге 3. Дальнейшее применение полученной информации будет производиться специально обученным персоналом и выходит за рамки данной работы.

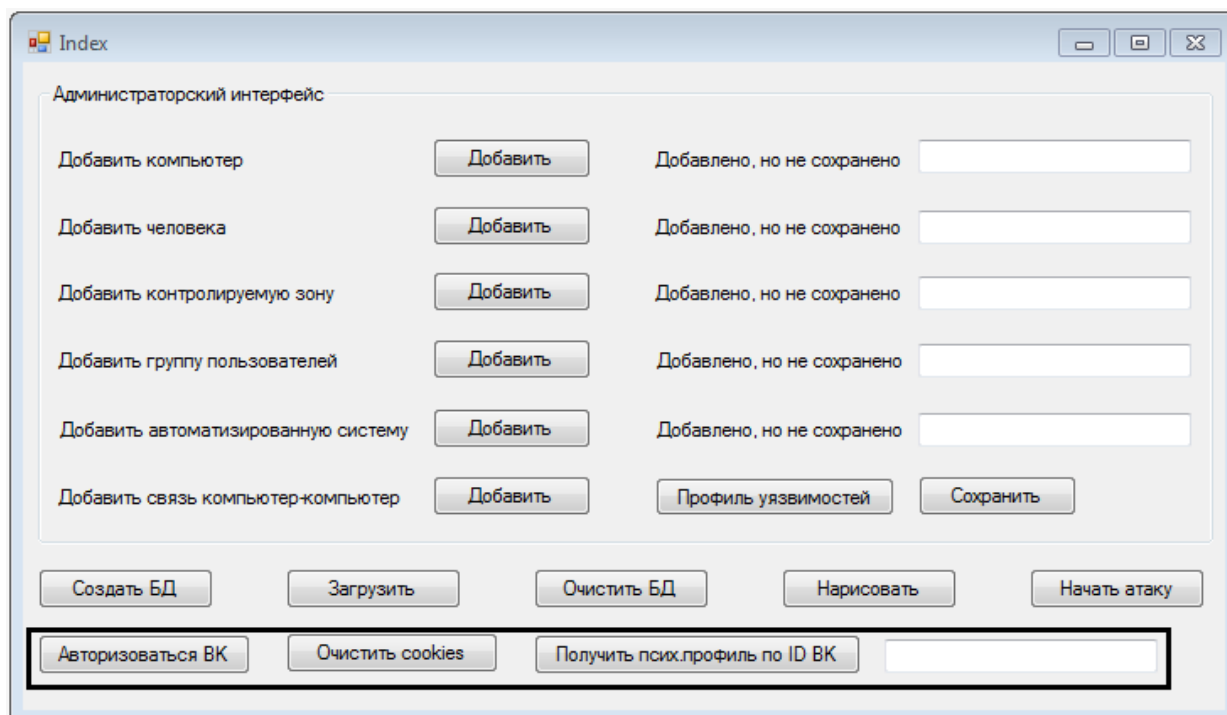


Рис. 6: Главное окно программного комплекса «критичные документы — информационная система — персонал — злоумышленник» с добавленными элементами управления

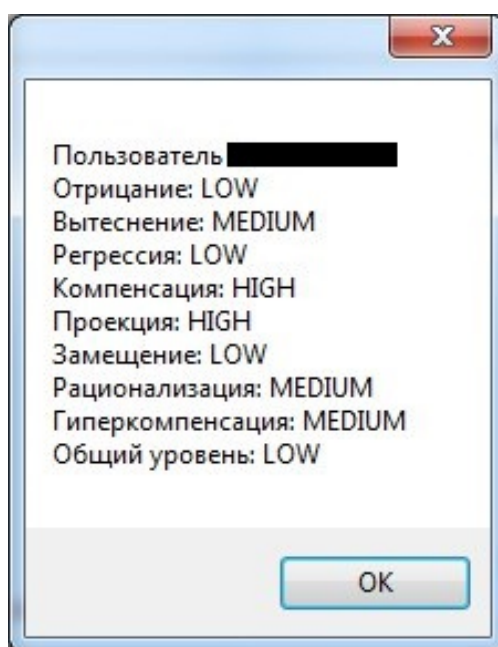


Рис. 7: Пример диалогового окна с информацией о психологическом профиле пользователя

```

1 using SocialNetworksAnalysis;
2
3 ...
4
5 private void button_Click(object sender, EventArgs e)
6 {
7     var psychProfile = PsychProfile.GetUserPsychProfile
8         (SocialNetwork.VK, long.Parse(vkid.Text));
9     string s = "Пользователь_" + vkid.Text + ":\n";
10    foreach (string key in psychProfile.Keys)
11        s += key + ":_ " + psychProfile[key] + "\n";
12    MessageBox.Show(s);
13 }

```

Листинг 3: Пример обращения к внешнему интерфейсу модуля

Заключение

В ходе работы были получены следующие результаты:

1. Разработан метод сбора и анализа текстовой информации.
2. Собраны данные для модели анализа текстовых данных.
3. Построены модели классификации текстовых записей по степени выраженности той или иной характеристики.
4. Реализован программный модуль для анализа профиля пользователя в социальной сети «ВКонтакте».
5. Программный модуль внедрён в разработанный ранее программный комплекс.

Таким образом, все поставленные задачи выполнены, цель работы, которая заключалась в автоматизации оценки психологических особенностей пользователя информационной системы на основе анализа текстовой информации его профиля в социальной сети «ВКонтакте», достигнута.

Результаты работы были представлены на 3 конференциях:

1. Юбилейная XV Санкт-Петербургская международная конференция «Региональная информатика (РИ-2016)», Санкт-Петербург, 26–28 октября 2016 г.
2. Всероссийская научная конференция по проблемам информатики «СПИСОК-2017», Санкт-Петербург, 25–27 апреля 2017 г.
3. XX Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (XX International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2017), Санкт-Петербург, 24–26 мая 2017 г.

По теме дипломного проекта было подготовлено 5 публикаций:

1. Багрецов Г.И. и др. Подход к построению профиля уязвимостей пользователя // Региональная информатика (РИ-2016). XV Санкт-Петербургская международная конференция «Региональная информатика (РИ-2016)» (Санкт-Петербург, 26–28 октября 2016 г.): Материалы конференции. СПб.: СПОИСУ, 2016, С. 514 (опубликована).
2. Багрецов Г.И., Шиндарев Н.А., Абрамов М.В., Тулупьева Т.В. Подходы к разработке моделей для анализа текстовой информации в профилях социальной сети в целях построения профиля уязвимостей пользователя // XX Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям, Санкт-Петербург, 24–26 мая 2017 г. (опубликована, индексация в РИНЦ)
3. Bagretsov G., Shindarev N., Abramov M., Tulupyeva T. Approaches to development of models for text analysis of information in social network profiles in order to evaluate user's vulnerabilities profile // XX International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM 2017), May 24, 2017 – May 26, 2017 (принята к печати, индексация в Scopus).
4. Shindarev N., Bagretsov G., Abramov M., Tulupyeva T. Constructing an intellectual system for social network's user's profile analysis aimed at structuring user's vulnerabilities profile // 2nd International Scientific Conference «Intelligent Information Technologies for Industry» (IITI), Sep 14, 2017 – Sep 16, 2017 (поданы материалы, индексация в Scopus).
5. Багрецов Г.И., Тулупьева Т.В. Классификация текстовых записей по степени выраженности психологических особенностей // Всероссийская научная конференция по проблемам информатики «СПИСОК-2017», Санкт-Петербург, 25–27 апреля 2017 года (принята к печати, индексация в РИНЦ).

Также подана заявка на получение свидетельства о государственной

регистрации программы для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности (Роспатент).

Данная выпускная квалификационная работа бакалавра содержит материалы исследований, частично поддержанных грантом РФФИ 16-31-00373 — «Методы идентификации параметров социальных процессов по неполной информации на основе вероятностных графических моделей».

Список литературы

- [1] Abramov M.V., Azarov A.A. Social engineering attack modeling with the use of Bayesian networks //Soft Computing and Measurements (SCM), 2016 XIX IEEE International Conference on. – IEEE, 2016. – С. 58-60.
- [2] Andrew A.M. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods by Nello Christianini and John Shawe-Taylor, Cambridge University Press, Cambridge, 2000, xiii+ 189 pp., ISBN 0-521-78019-5 (hbk,£ 27.50). – 2000.
- [3] Beckers K. et al. A pattern-based method for establishing a cloud-specific information security management system //Requirements Engineering. – 2013. – Т. 18. – №. 4. – С. 343-395.
- [4] Brand Analytics. Социальные сети в России, зима 2015–2016. Цифры, тренды, прогнозы. URL: <https://blog.br-analytics.ru/socialnye-seti-v-rossii-zima-2015-2016-cifry-trendy-prognozy/>.
- [5] Digital. Социальные сети в России, осень 2016. Цифры, тренды, прогнозы. URL: <https://adindex.ru/publication/analitics/100380/2016/12/8/156545.phtml>.
- [6] Distefano S., Puliafito A. Information dependability in distributed systems: The dependable distributed storage system //Integrated Computer-Aided Engineering. – 2014. – Т. 21. – №. 1. – С. 3-18.
- [7] Fielding R.T., Taylor R.N. Architectural styles and the design of network-based software architectures. – Doctoral dissertation : University of California, Irvine, 2000. – С. 151.
- [8] Friedman J., Hastie T., Tibshirani R. The elements of statistical learning. – Springer, Berlin : Springer series in statistics, 2001. – Т. 1.

- [9] Gamma E, Helm R., Johnson R., Vlissides J. Design Patterns: elements of Reusable Object-Oriented Software. — Addison-Wesley, 1994. — 395 c.
- [10] Hsieh C.J. et al. A dual coordinate descent method for large-scale linear SVM //Proceedings of the 25th international conference on Machine learning. — ACM, 2008. — C. 408-415.
- [11] Jianye Z. et al. Information security risk assessment of smart grid based on absorbing Markov Chain and SPA //International Journal of Emerging Electric Power Systems. — 2014. — T. 15. — №. 6. — C. 527-532.
- [12] Koshiba Y., Abe S. Comparison of L1 and L2 support vector machines //Neural networks, 2003. Proceedings of the International Joint Conference on. — IEEE, 2003. — T. 3. — C. 2054-2059.
- [13] Mitnick K.D., Simon W.L. The art of deception: Controlling the human element of security. — John Wiley & Sons, 2011.
- [14] Model evaluation: quantifying the quality of predictions. URL: http://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html.
- [15] .NET Framework. URL: <https://www.microsoft.com/net>.
- [16] Porter M.F. Snowball: A language for stemming algorithms //Retrieved March. — 2001 — T. 1.
- [17] Sokolova M., Lapalme G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks //Information Processing & Management. — 2009. — T. 45. — №. 4. — C. 427-437.
- [18] Sparck J.K. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval //Journal of documentation. — 1972. — T. 28. — №. 1. — C. 11-21.

- [19] Tax D.M.J., Duin R.P.W. Using two-class classifiers for multiclass classification //Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on. – IEEE, 2002. – Т. 2. – С. 124-127.
- [20] Wikipedia: API. URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/API>.
- [21] Wikipedia: Stop words. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Stop_words.
- [22] Wikipedia: UML. URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/UML>.
- [23] Wikipedia: Интегрированная среда разработки. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Интегрированная_среда_разработки.
- [24] Wikipedia: Программная платформа. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Программная_платформа.
- [25] Wikipedia: Социальная сеть. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Социальная_сеть.
- [26] Wikipedia: Фреймворк. URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Фреймворк>.
- [27] Абрамов М.В. и др. Модель профиля компетенций злоумышленника в задаче анализа защищенности персонала информационных систем от социоинженерных атак //Information & Control Systems/Informazionno-Upravlyaushie Sistemy. – 2016. – Т. 83. – №. 4.
- [28] Азаров А.А., Тулупьева Т.В., Суворова А.В., Тулупьев А.Л., Абрамов М.В., Юсупов Р.М. Социоинженерные атаки: проблемы анализа. — СПб.: Наука, 2016. — 349 с.
- [29] Багрецов Г.И. и др. Подход к построению профиля уязвимостей пользователя // Региональная информатика (РИ-2016). XV Санкт-Петербургская международная конференция «Региональная информатика (РИ-2016)» (Санкт-Петербург, 26–28 октября 2016 г.): Материалы конференции. СПб.: СПОИСУ, 2016, С. 514.

- [30] Грановская Р.М. Психологическая защита. — СПб.: Речь, 2007. — 476 с.
- [31] Лицензионное соглашение социальной сети «ВКонтакте». URL: <https://vk.com/licence>.
- [32] Сайт проекта Accord.NET. URL: <http://accord-framework.net/>.
- [33] Сайт проекта Costura.Fody. URL: <https://github.com/Fody/Costura>.
- [34] Сайт проекта NuGet. URL: <https://www.nuget.org/>.
- [35] Сайт проекта primaryobjects/TFIDF. URL: <https://github.com/primaryobjects/TFIDF/>.
- [36] Сайт проекта StemmersNet. URL: <https://stemmersnet.codeplex.com/>.
- [37] Сайт проекта Visual Studio 2015. URL: <https://msdn.microsoft.com/ru-ru/library/dd831853.aspx>.
- [38] Сайт проекта VkNet. URL: <https://vknet.github.io/vk/>.
- [39] Тулупьева Т.В. Психологическая защита и особенности личности в период ранней юности //СПб.: СПбГУ. – 2000.
- [40] Фролова Е. Самые популярные социальные сети в России 2016. URL: <http://www.pro-smm.com/populyarnye-socialnye-seti-v-rossii-2016/>.

Приложение А

А.1. Графики зависимости показателей эффективности от изменяемых параметров

В данном разделе показаны зависимости значений показателей acc_{ovt} , acc_{avg} , pre_M , rec_M для классификаторов каждой характеристики от параметров N и $features$. На всех графиках, представленных в разделе, на горизонтальной оси отложены значения параметра $features$, на вертикальной оси — значение, которое принимал тот или иной показатель эффективности. Значения показателя при $N = 1$ выделены сплошной линией, при $N = 2$ — пунктиром.

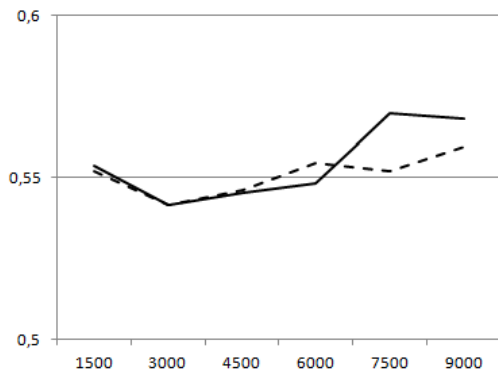


Рис. 8: «Отрицание», acc_{ovt}

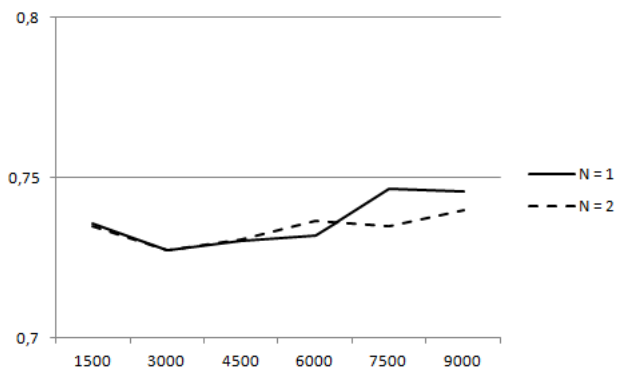


Рис. 9: «Отрицание», acc_{avg}

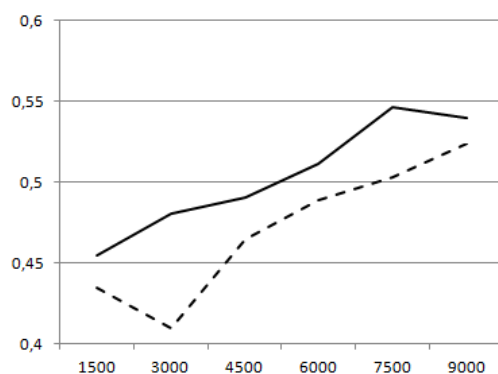


Рис. 10: «Отрицание», pre_M

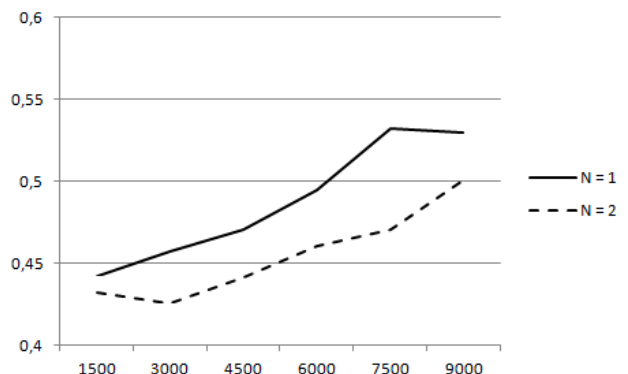


Рис. 11: «Отрицание», rec_M

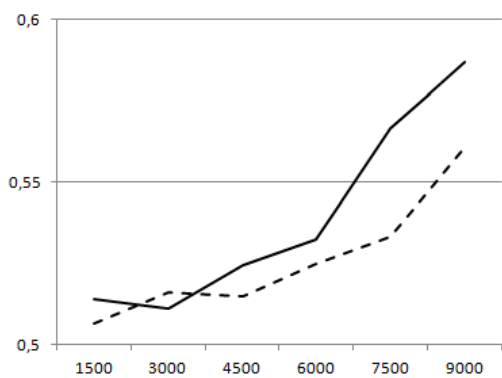


Рис. 12: «Вытеснение», acc_{ovt}

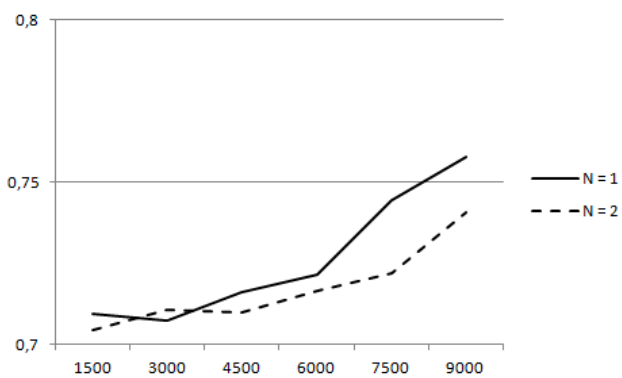


Рис. 13: «Вытеснение», acc_{avg}

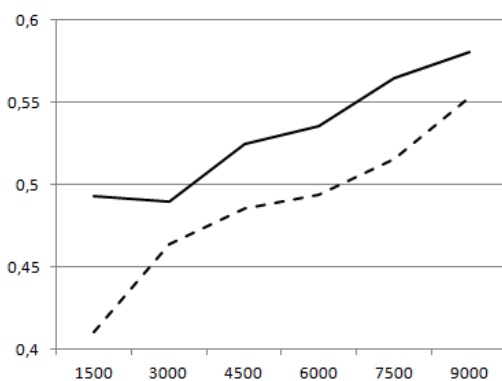


Рис. 14: «Вытеснение», prm

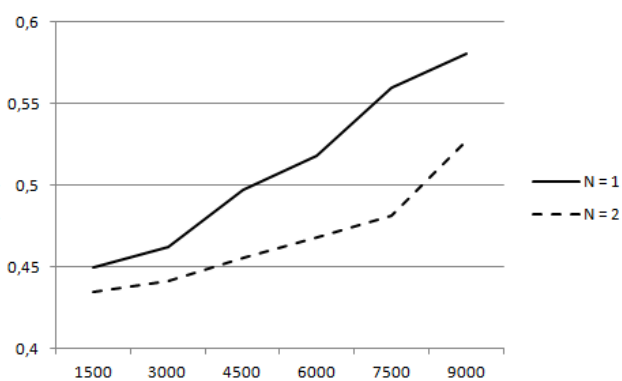


Рис. 15: «Вытеснение», res_M

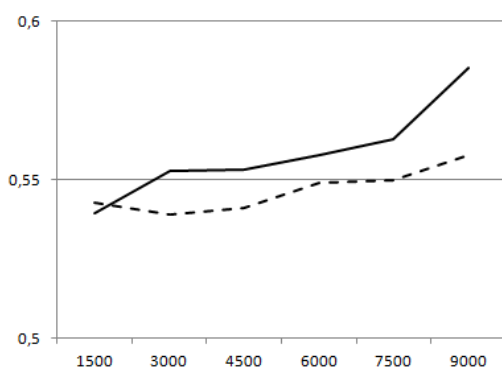


Рис. 16: «Регрессия», acc_{ovt}

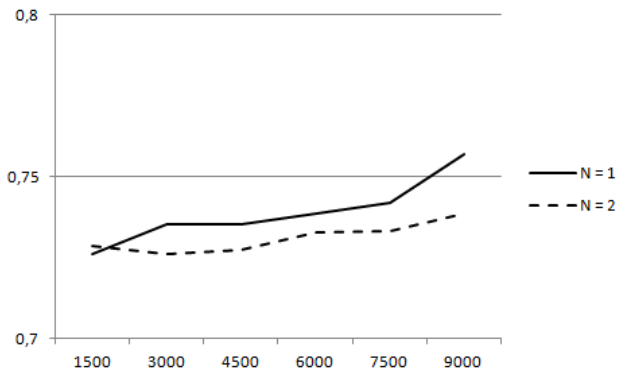


Рис. 17: «Регрессия», acc_{avg}

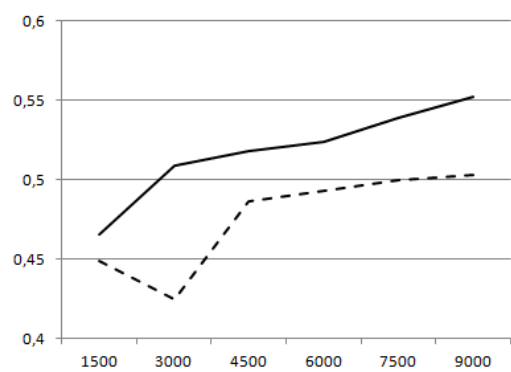


Рис. 18: «Регрессия», pr_{em}

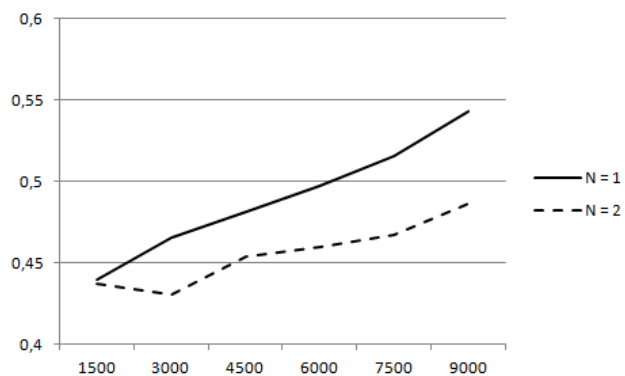


Рис. 19: «Регрессия», res_M

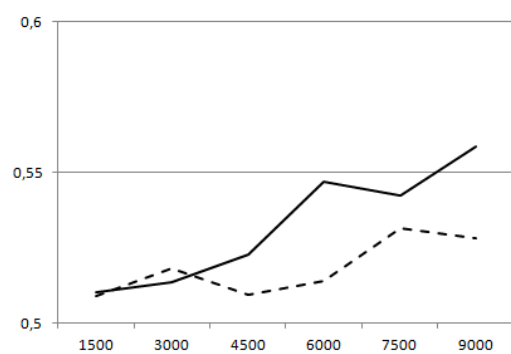


Рис. 20: «Компенсация», ass_{ovr}

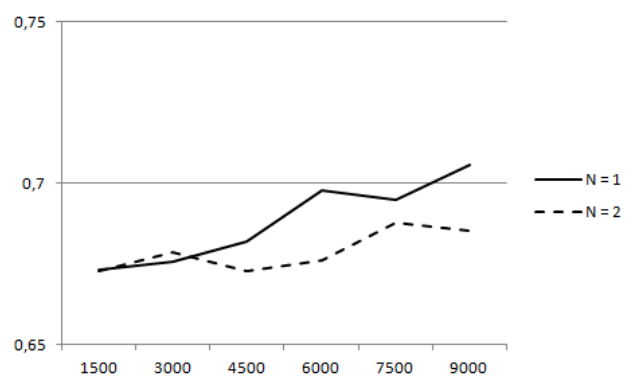


Рис. 21: «Компенсация», ass_{avg}

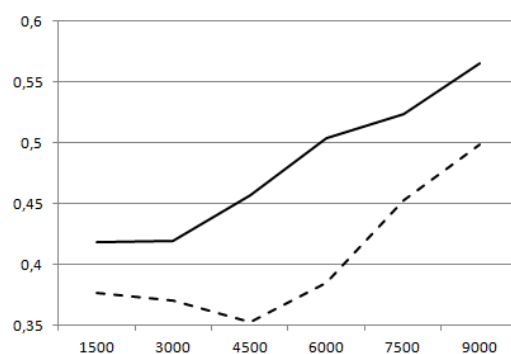


Рис. 22: «Компенсация», pr_{em}

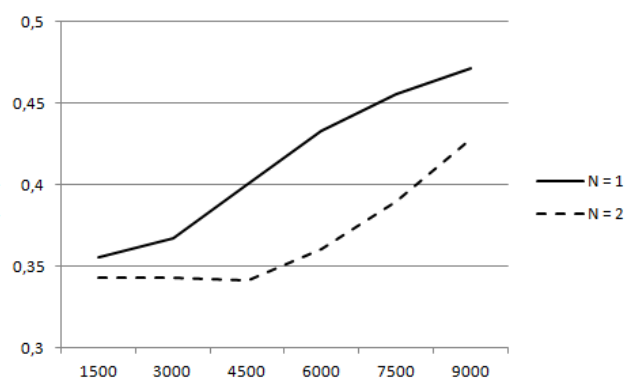


Рис. 23: «Компенсация», res_M

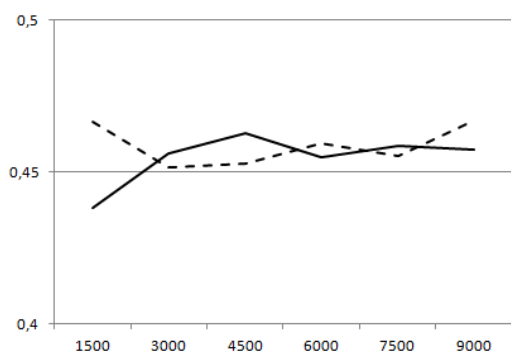


Рис. 24: «Проекция», $асс_{овт}$

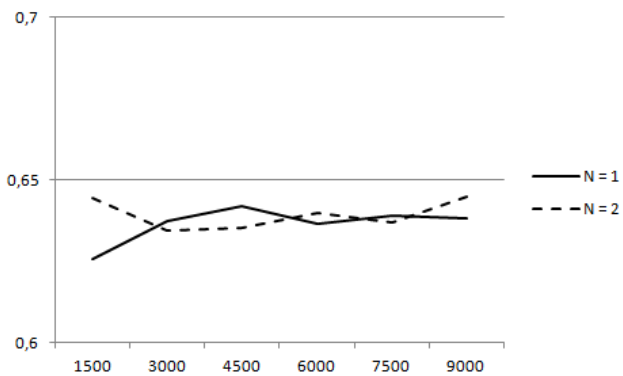


Рис. 25: «Проекция», $асс_{авг}$

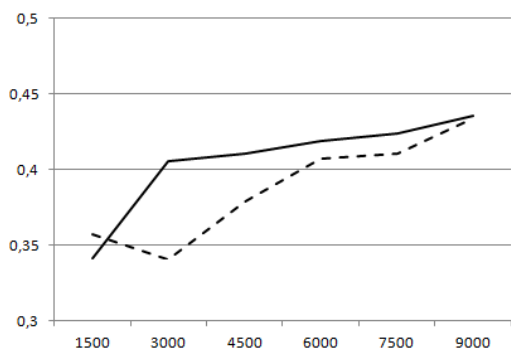


Рис. 26: «Проекция», $р_{ср}$

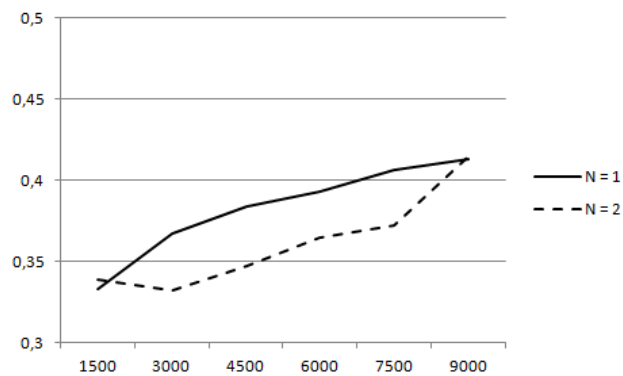


Рис. 27: «Проекция», $г_{ср}$

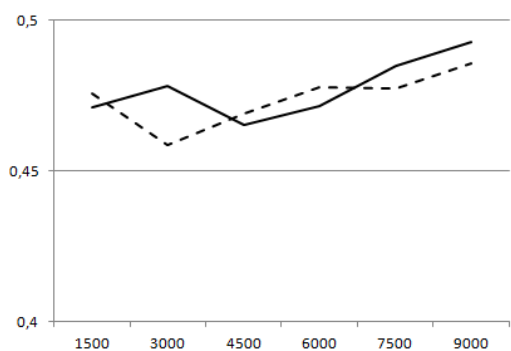


Рис. 28: «Замещение», $асс_{овт}$

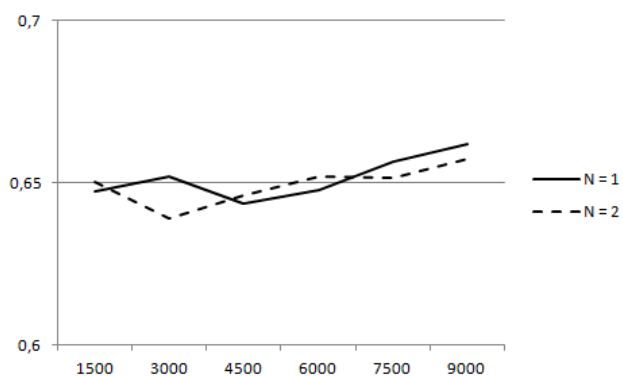


Рис. 29: «Замещение», $асс_{авг}$

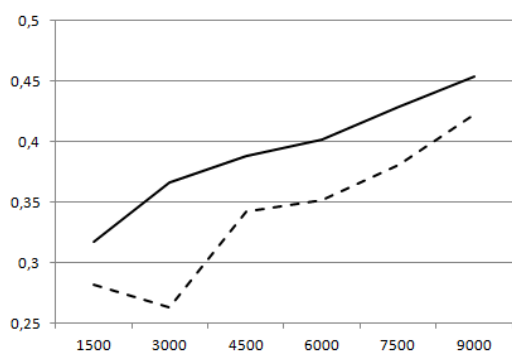


Рис. 30: «Замещение», прем

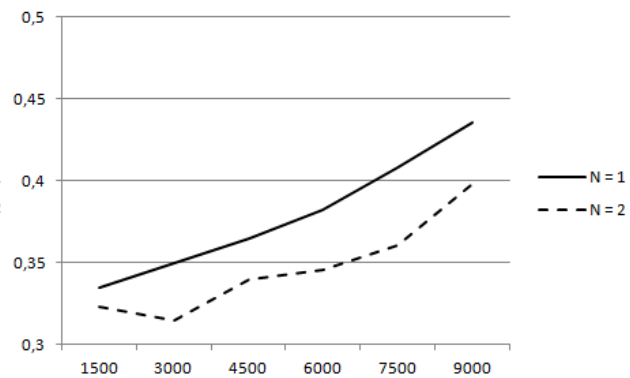


Рис. 31: «Замещение», ресМ

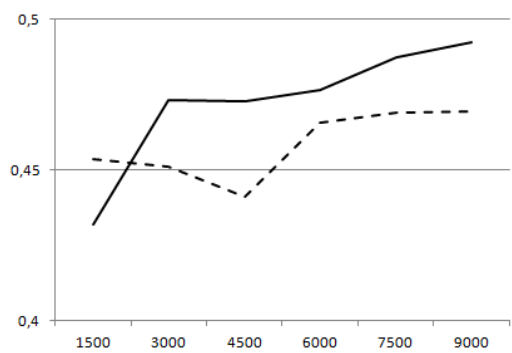


Рис. 32: «Рационализация», ассОвр

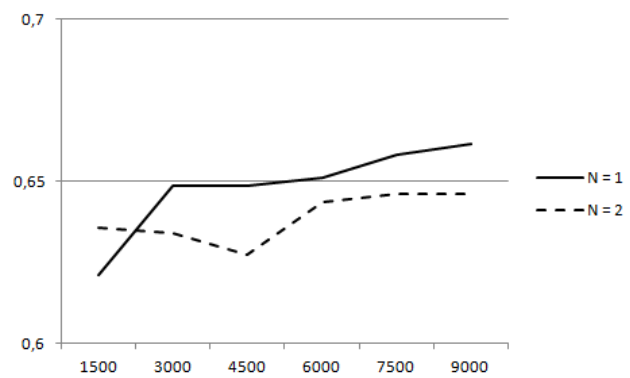


Рис. 33: «Рационализация», ассавг

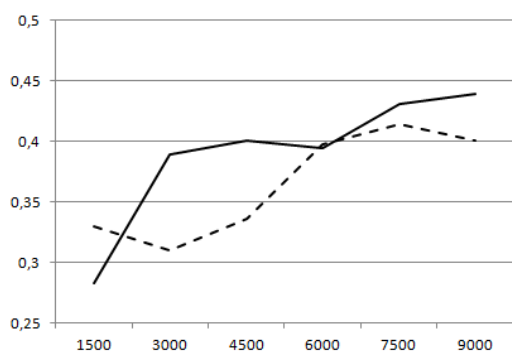


Рис. 34: «Рационализация», прем

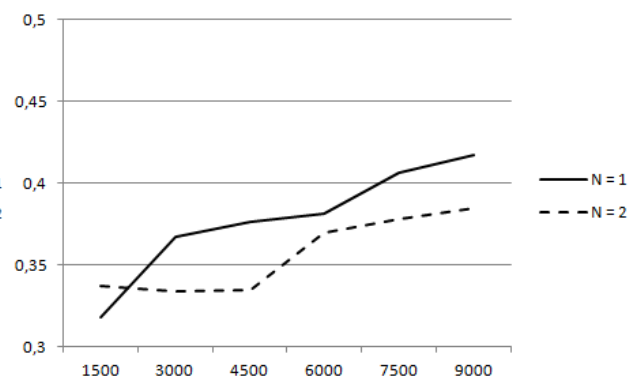


Рис. 35: «Рационализация», ресМ

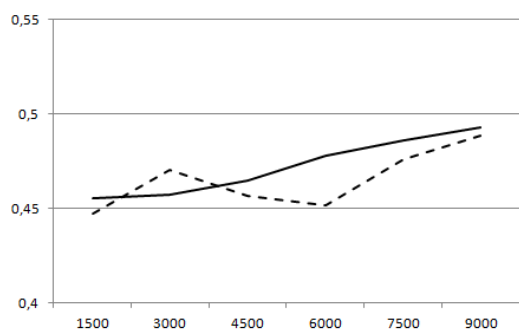


Рис. 36: «Гиперкомпенс.», acc_{ovr}

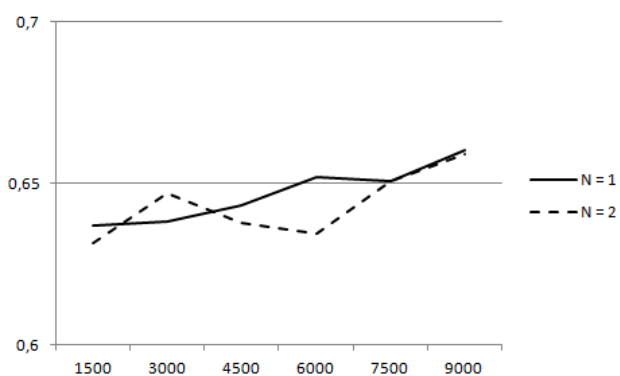


Рис. 37: «Гиперкомпенс.», acc_{avg}

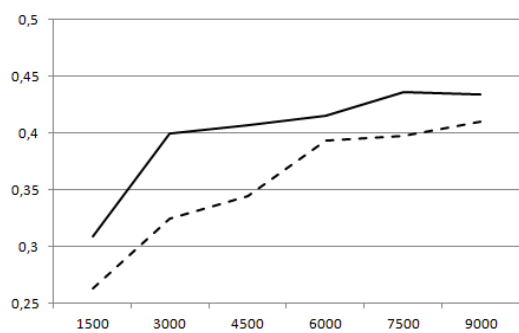


Рис. 38: «Гиперкомпенс.», pre_M

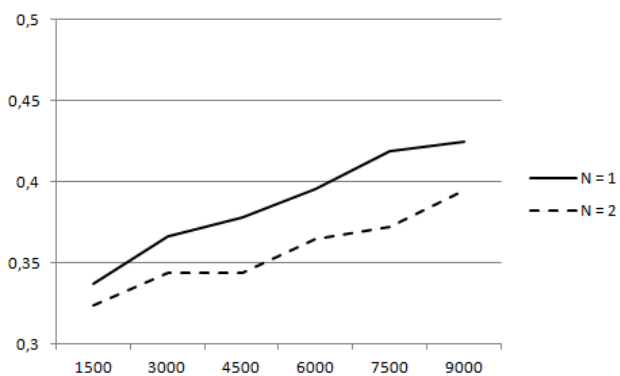


Рис. 39: «Гиперкомпенс.», rec_M